

引用格式: 詹琪琪, 赵伟, 杨梦娇, 等. 雅鲁藏布江中部流域土地沙化遥感识别[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(2): 391-404. [Zhan Q Q, Zhao W, Yang M J, et al. Identification of sandy land in the midstream of the Yarlung Zangbo River[J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(2): 391-404.] DOI:10.12082/dqxxkx.2022.210138

雅鲁藏布江中部流域土地沙化遥感识别

詹琪琪^{1,2}, 赵伟^{1*}, 杨梦娇^{1,2}, 付浩^{1,3}, 李昕娟^{1,2}, 熊东红¹

1. 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所, 成都 610041; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 成都理工大学地球科学学院, 成都 610059

Identification of Sandy Land in the Midstream of the Yarlung Zangbo River

ZHAN Qiqi^{1,2}, ZHAO Wei^{1*}, YANG Mengjiao^{1,2}, FU Hao^{1,3}, LI Xinjuan^{1,2}, XIONG Donghong¹

1. Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. College of Earth Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

Abstract: As the political, cultural, and economic core zone of Tibet, the middle part of the Yarlung Zangbo River basin has suffered from serious land desertification for a long time, posing obvious negative impacts for the local socio-economic development and natural environmental protection. It is the basic precondition for land desertification prevention and control to obtain spatial distribution, track the status quo, and analyze dynamic development of sandy land desertification. Remote sensing images have been widely used in the dynamical monitoring of sandy land information due to its characteristics of fast, large-scale, and high precision. In order to reduce the uncertainty caused by the fragmented distribution of sandy land and the large area of sparsely vegetated surfaces in this region, this study developed an object-oriented integrated classification method, combining decision tree classifier and nearest neighbor classifier. The method is based on the Landsat cloud-free images from Google Earth Engine platform. The spectral, geometrical, and topographic features of sandy land were extracted as the inputs of the method to differentiate sandy land from other land cover types, including the sparsely vegetated surfaces with similar spectral pattern as sandy land. The results indicated that, firstly, with the validation sample data collected from the Google Earth high-resolution images and field investigation, the integrated classification method has the highest overall accuracy of 92.38 % and the Kappa coefficient of 0.82. Secondly, compared with other single classifier classification methods, such as supported vector machine, nearest neighbor, and decision tree, the integrated classification method achieved the best classification results in

收稿日期: 2021-03-17; 修回日期: 2021-04-22.

基金项目: 第二次青藏高原综合科学考察研究(2019QZKK0404); 国家自然科学基金项目(42071349); 四川省科技计划资助(2020JDJQ0003); 中国科学院“西部之光”西部青年学者A类(2016333)。 [**Foundation items:** The Second Tibetan Plateau Scientific Expedition and Research Program (STEP), No.2019QZKK0404; The National Natural Science Foundation of China, No.41771409; Sichuan Science and Technology Program, No.2020JDJQ0003; The Chinese Academy of Sciences "Light of West China" Program, No.2016333.]

作者简介: 詹琪琪(1998—), 女, 四川广安人, 硕士生, 主要从事土地沙化遥感监测研究。E-mail: zhanqq@imde.ac.cn

*通讯作者: 赵伟(1984—), 男, 江西上高人, 博士, 研究员, 主要从事山地地表水热过程遥感监测与应用研究。

E-mail: zhaow@imde.ac.cn

identifying sandy land with small area. In addition, it also reduced the confusion between sandy land and sparsely vegetated surfaces, thus increased the reliability of the classification results. Thirdly, the sandy land in the middle part of the Yarlung Zangbo River basin in 2019 was mapped based on the proposed method with an area of 299.66 km², displaying a zonal and fragmented pattern along river valleys and concentrating on the northern bank of rivers and the regions with southern aspect, low altitude, and close to riverways. This study provides a new direction for sandy land desertification monitoring with remote sensing data, and its application can also serve the prevention and management of sandy land desertification in the middle part of the Yarlung Zangbo River basin.

Key words: land desertification; Landsat; classification; spatial pattern; the midstream of the Yarlung Zangbo River; object-oriented classification; GEE; method comparison

*Corresponding author: ZHAO Wei, E-mail: zhaow@imde.ac.cn

摘要:雅鲁藏布江中部流域长期遭受土地沙化侵蚀,采取有效手段进行沙化土地信息快速识别,跟踪土地沙化现状和动态发展,是土地沙化防治的基本前提。遥感数据因其快速、大范围、高精度监测等特点已被广泛应用于土地沙化监测。为降低该区域沙化土地破碎化分布特征以及广泛分布的稀疏植被地表对沙化土地遥感识别带来的不确定性,本文利用 Google Earth Engine 平台获取 2019 年秋季雅鲁藏布江中部流域 Landsat 无云遥感影像,基于面向对象的分类思想,充分提取沙化土地的光谱、几何和地形特征,根据不同的分类器构建 4 种分类方案,包括单一分类器(支持向量机、决策树、最近邻)分类以及组合分类法分类,提取雅江中游河谷地区沙化土地信息并验证不同方案的提取精度。结果表明:①利用面向对象组合分类模型提取的沙化土地信息效果最佳,总体精度高达 91.38%,Kappa 系数为 0.82;②相较于采用单一分类器(支持向量机、最近邻和决策树分类)的面向对象分类方法,组合分类模型能更有效地识别破碎化的小面积沙化土地,降低沙化土地与稀疏植被地表的混淆情况,提高分类可靠性;③基于面向对象组合分类模型反演得到雅鲁藏布江中部流域 2019 年沙化土地分布信息,土地沙化面积达 299.61 km²,总体上呈现沿河谷的带状不连续分布,且集中分布于河流北岸以及靠近河道的阳坡、低海拔地区。本研究可为土地沙化遥感监测提供新思路,其应用可服务于雅鲁藏布江中部流域土地沙化预防和治理工作。

关键词:土地沙化;Landsat;遥感分类;空间分布特征;雅鲁藏布江中游;面向对象分类;GEE;方法比较

1 引言

土地沙化是一种十分复杂的土地退化现象,也是当今世界上最严重的生态环境和社会经济问题之一,受到了国内外的广泛关注^[1]。截至第五次荒漠化与沙化监测(2013—2015年),中国沙化土地总面积 172.12 万 km²,占国土总面积的 17.93%^[2]。大面积土地沙化,不仅会导致土壤生产力下降、生物多样性丧失,还会引起风沙、扬尘、沙尘暴等极端天气,威胁人类生命安全^[3-4]。雅鲁藏布江中部流域是西藏人口最密集的区域,也是西藏的政治、经济和文化核心区,近几十年来一直遭受土地沙化侵蚀^[5-6]。其河谷地区特殊的地形地貌,几乎与盛行季风风向平行,导致该地区的土地更容易遭受到水力和风力的侵蚀和搬运作用^[7]。因此,亟需对该地区土地沙化现状进行实时监测,了解沙化土地的空间分布特征和规律,为有效开展防沙治沙工程以及加强区域生态环境保护提供科学依据。

随着遥感数据可用性的提高,遥感影像以其大尺度、长时序、高分辨率、迅速获取等特点,逐渐成为大范围土地沙化监测的主要数据源^[8-10]。Google Earth Engine(GEE)是基于遥感大数据的云计算平台,它免费提供了遥感数据的在线获取、处理、计算和分析,能够批量处理海量数据,不受时间和空间的限制^[11],已被广泛应用于作物精细分类^[12]、土地变化检测^[13]以及植被动态监测^[14]等方面,为土地沙化遥感监测提供了良好的数据基础。

总体而言,土地沙化遥感监测主要以目视解译为主,该方法虽然分类精度高,但所需人工劳动量大,耗时耗力,因此不适用于大面积土地沙化监测^[10,15-17]。基于此,国内外学者开展了沙化土地遥感自动识别方法研究。例如,李志鹏等^[18]采用决策树分类器,基于 MODIS 影像反演得到中国 2001—2017 年不同程度土地沙漠化分布信息。Jamsran 等^[19]基于 1995—2015 年多时相 Landsat 影像,应用支持向量机分类器实现蒙古西部 Uvs 湖盆地沙化土地

时空变化分析研究。Ge等^[20]基于Landsat影像,结合多种光谱指数和地形数据,采用随机森林分类获取中国Dengkou绿洲的沙化土地分布数据。上述方法主要是基于中低空间分辨率遥感影像数据,且分类级别为像元级,只利用了影像的光谱信息,不仅会使识别结果产生椒盐效应,还难以避免“同谱异物”或“同物异谱”的问题。

为了避免基于像元分类带来的问题,面向对象的分类方法应运而生并广泛应用于土地沙化遥感监测中。面向对象的分类方法将影像分割后产生的同质区域(也就是影像对象)作为分析的基本单元,充分利用影像的光谱、纹理、几何、空间等特征信息,实现地物的类别区分与自动提取。例如,宋伟东等^[21]以Landsat影像为基础,采用面向对象的分类方法,结合决策树模型提取辽西北地区的沙化土地信息,精度高达86.4%。滑永春等^[22]采用面向对象分类的方法,实现甘肃省民勤县不同程度土地沙化信息的精确、快速提取与定量区分。面向对象分类考虑了对象的空间分布特征以及类间关系特征,能较好地解决传统基于像元分类的不足,为实现大尺度土地沙化信息提取提供了丰富的技术支持。然而,由于面向对象分类所采用的不同分类器物理机制有所差异、各具特色,其适合的分类场景也各不相同,一定程度上影响了分类效果的稳定性。因此,理论上采用不同特征和分类器组合,通过某种规则将多个分类器结合起来,综合多个分类器的优势和特点,共同用于地物识别与分类,通常比单分类器分类具有更高的精度、更好的性能以及更低的错误率^[23-26]。李长龙等^[27]以高分一号(GF-1)为数据源,通过决策树和支持向量机组合分类方法,实现浑善达克沙化土地较高精度提取(总体精度达85.61%),为沙化土地信息的精确识别提供了可借鉴的方法。

雅鲁藏布江中部流域沙化土地具有破碎化、不均匀分布的特点^[28-29],且分布着大面积的稀疏植被或者裸露地表。通过综述雅鲁藏布江中部流域已有的土地沙化遥感监测工作^[10,29-31],可以发现,已有研究大多基于人工目视解译或仅考虑光谱特征进行分类,尚未充分利用遥感影像的空间、几何、纹理等信息;同时自动化的分类工作主要在像元尺度上进行,没有考虑像元之间的相互作用。除此之外,稀疏植被地表具有与沙化土地相似的光谱特征,加

剧了分类结果的不确定性。因此,如何快速、准确地提取沙化土地信息并排除其他类别的干扰是实现该区域土地沙化遥感识别最主要的问题。为此,本文以Landsat地表反射率产品为数据源,基于面向对象分类,通过提取地表不同属性信息,构建联合决策树与最近邻分类器的组合分类模型,以期提高沙化土地信息提取的准确性与效率,为雅鲁藏布江中部流域沙化土地空间分布遥感监测提供方法支持。

2 研究区概况和数据来源

2.1 研究区概况

雅鲁藏布江流域自西向东横贯西藏自治区南部,地势西高东低,南北高、中间低,呈现出长条型的沟渠状。本文以雅鲁藏布江中部流域,及其主要支流拉萨河下游流域的河谷地区为研究区(图1),涉及12个县市,总面积约20 123.18 km²。研究区地理坐标范围为90°22'E—92°37'E, 28°55'N—30°19'N,海拔范围从3256~5961 m,包含高山、沙丘、河谷等多种地形地貌。

雅鲁藏布江中部流域属于半干旱高原温带气候^[28],年均降水量在200~600 mm,年均温度范围在-0.3~8.8℃^[32]。受印度洋暖湿气候西南季风和东北季风的影响,流域内6—9月为雨季,10月至次年5月为旱季。流域主要属于亚高山草原土壤带^[33],自然植被以山地灌丛、山地草原和高山草甸为主。作为青藏高原的一部分,研究区的生态环境较为脆弱,且对气候变化较为敏感。

2.2 数据与预处理

(1) Landsat 遥感数据

Landsat陆地资源卫星系列覆盖范围广、时间序列长、性价比高,被广泛用于大区域尺度沙化土地遥感监测与时空动态研究^[34-35]。本文基于GEE平台,利用USGS Landsat 8 Surface Reflectance Tier 1影像数据集,获取雅鲁藏布江中部流域2019年秋季(9—11月)无云拼接影像。由于该地区冬春季植被凋零,降水稀少,遥感影像地物颜色单调且亮度较低,不利于进行地物识别和分类,而夏季遥感影像云雾覆盖较多,难以识别影像地物,因此,秋季是进行沙化土地遥感监测最佳的季节^[36-38]。基于GEE平

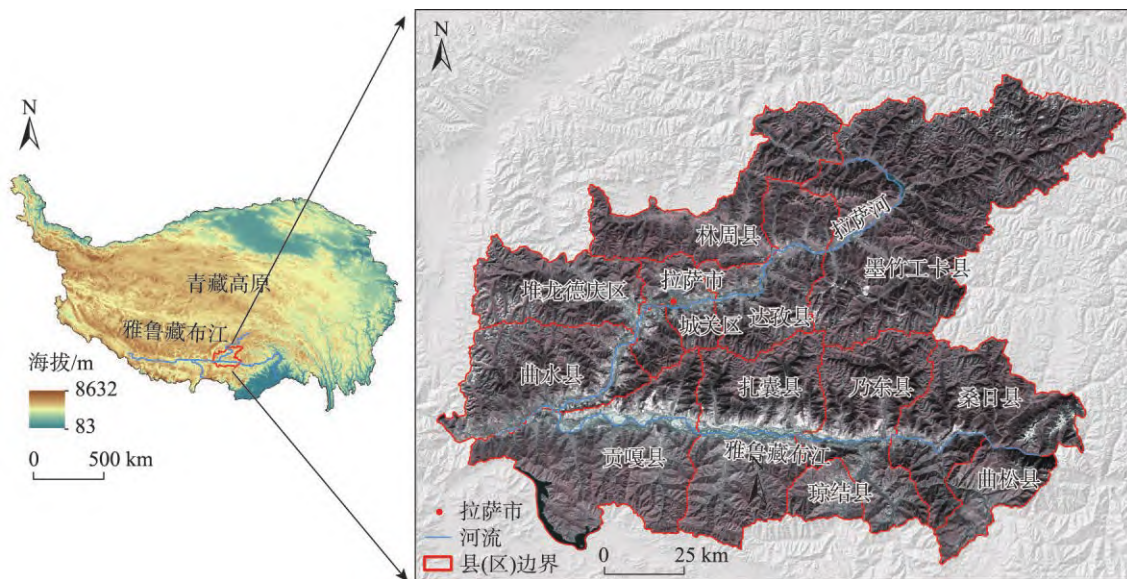


图1 雅鲁藏布江中部流域及 Google Earth 影像

Fig. 1 Location of the midstream of the Yarlung Zangbo River basin

台内置函数集,设置影像获取时间和质量,实现数据的快速筛选、云像元掩膜、拼接、裁剪等预处理操作,最后将处理后(辐射校正、几何校正、辐射定标、大气校正等)的遥感影像导出到本地。

(2) 地形数据

地形数据主要包括数字高程模型(DEM)及其衍生的坡度、坡向数据,本文采用30 m空间分辨率的DEM数据,来自 Shuttle Radar Topography Mission (SRTM, <http://srtm.csi.cgiar.org/srtmdata/>) 官方网站。利用 ArcGIS 对 DEM 数据进行拼接和裁剪,随后通过 Slope 和 Aspect 工具生成研究区的坡度、坡向数据。

(3) 分类训练样本和验证数据

经实地综合考察,该区域主要地表类型有水体、绿色植被、裸地、沙化土地、稀疏植被地表、建筑用地、耕地等。考虑到遥感影像特性、地物类型特点和研究目的,将研究区土地利用类型分为水体、绿色植被、裸地(包括建筑用地和裸露耕地)、稀疏植被地表、沙化土地与其他地类六大类型。

其中,训练样本选择的质量和数量直接关系沙化土地信息提取的精度。因此,在充分考虑样本的典型性和代表性前提下,本研究利用 Google Earth 高分辨率遥感影像,结合野外实地考察(2020年5月和8月),人工选取6类地物的训练样本共计2621个,每种地类样本400余个。

同时,为验证沙化土地遥感分类方法的精度,

选取325个样本点(包含133个沙化土地样本点与192个非沙化土地样本点)验证分类精度,验证点空间分布如图2所示。

3 面向对象的沙化土地遥感识别方法

决策树分类器通过分析训练样本数据的特征属性,构建树形结构判别规则集,根据判别规则不断将影像对象区分为相对同质的子数据集,进而预测各对象的类别^[39-40];最近邻分类器基于给定样本,计算并比较未分类对象与地类样本数据在特征空间的特征中心,将未分类对象分配给距离最近的特征中心的类别^[41];支持向量机分类器应用某种规则将原始数据映射到高维特征空间,通过线性和非线性函数在高维特征空间中构建最优超平面作为分类面,使各类数据之间的间隔最大,具有强大的泛化能力以及良好的可靠性^[42]。这3种分类模型都是土地沙化遥感监测与识别中常用的方法。

决策树分类器通过树形的判别规则区分地物类别,虽然结构直观、简单易懂,但阈值确定困难,难以区分具有相似光谱的地物^[43]。最近邻分类器能够实现模糊分类^[41],可以有效区分具有相似光谱的地物^[44],但分类过程中过多的种类信息会影响分类结果精度^[44-46]。本文结合以上2种分类器的优势,发展出一种级联组合分类法提取沙化土地信息,首先利用决策树分类器识别特征明确的无关地类,减



图2 验证采样点的空间分布
 Fig. 2 Spatial distribution of validation samples

少地物类别,在此基础上,充分发挥最近邻分类器模糊分类的优势,有效区分光谱相似的沙化土地与稀疏植被地表,从而实现沙化土地信息的快速、准确提取。

为对比单一分类器分类和组合分类法对沙化土地信息识别精度的影响,本文共设计了4种分类方案,包括:①面向对象的支持向量机分类;②面向对象的最近邻分类;③面向对象的决策树分类;④面向对象的组合分类法分类。具体技术路线如图3所示:首先基于GEE云平台,获取研究区无云拼接遥感影像,并准备其他辅助数据;其次利用eCognition软件对影像进行多尺度分割;充分提取影像对象的光谱、几何、地形和专题指数特征构建

特征空间;然后采用不同的分类方法分别提取沙化土地信息;最后通过验证样本对4种分类方法的结果进行精度验证。

3.1 影像分割

影像分割是面向对象分类过程特有的一步操作,其关键之处在于分割尺度的选择,合适的分割尺度有助于信息提取和目标识别,过大或者过小的分割尺度都会影响分类结果的精度^[47-48]。本文选择影像分割中常用的多尺度分割,根据遥感影像的光谱信息(像元的特征向量)和空间信息(大小、形状和位置),合并影像中相邻且具有相似特征的像元,形成一个独立的影像对象^[49-50]。

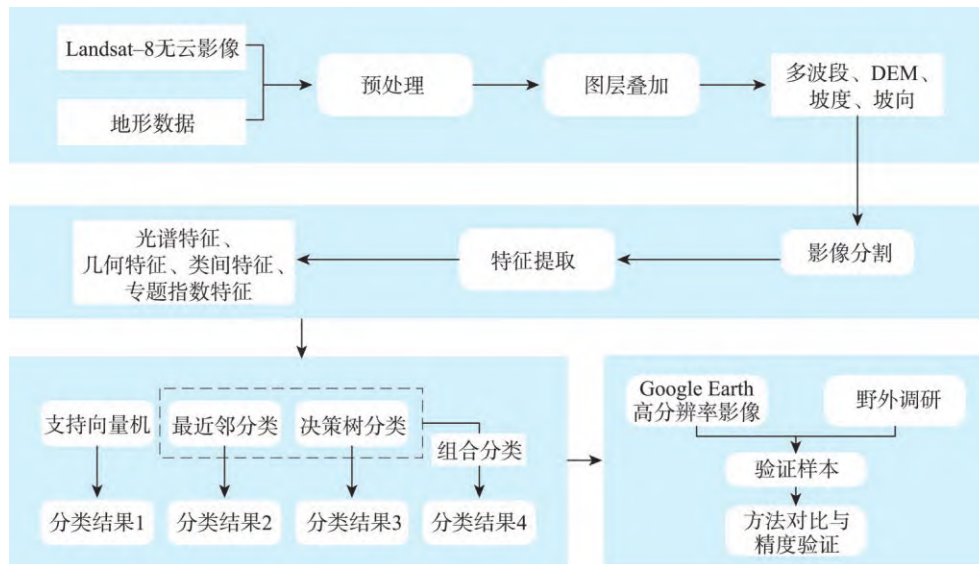


图3 沙化土地分类流程

Fig. 3 Flowchart of sandy land classification and validation

根据查阅相关资料和野外实地调研,研究区的沙化土地具有破碎化的空间分布特征,且存在大量的灌木、草地等防沙固沙和植被恢复等生态工程,因此本研究需要重点关注区域内小面积沙化土地以及沙化土地边缘的分割情况。经过多次实验,最终确定参与分割的图层包括Landsat 8/OLI数据的第1—7波段和DEM,各图层的权重均为1,分割尺度为30,形状因子为0.1,紧密度因子为0.6。

3.2 特征提取

遥感影像上不同的地物呈现出相异的色调、纹理、形态和地形特征,充分利用遥感影像的光谱、几何、地形等特征识别地物类别,可以有效提高遥感监测和信息提取的精度^[51-52]。本文选取遥感影像第1—7波段的地表反射率及相邻影像对象地表反射率的差异作为光谱特征;影像对象的面积、长宽比、形状指数作为几何特征;海拔、坡度和坡向因子作为地形特征;归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、新型水体指数(New Water Index, NWI)和改进的土壤调节植被指数(Modified Soil Adjusted Vegetation Index, MSAVI)作为专题指数特征构建特征空间。地物的反射率光谱差异是地物之间相互区别的最基本的性质,也是地物识别的前提和基础;影像对象的空间特征充分反映了地物的形状、大小、布局等基本属性,可作为辅助数据提高分类的准确率;海拔、坡度和坡向等地形数据能丰富影像对象的属性,增强对象之间

的异质性;而NDVI^[53]、NWI^[54]和MSAVI^[55]3个专题指数能够使影像中的植被、水体和裸地信息在专题影像上突出显示,抑制其他地类的表达,提高分类效率。表1提供了特征空间的详细信息。

通过统计研究区典型地物样本点的平均光谱反射率和假彩色影像表征(图4),可以发现沙化土地与稀疏植被地表具有相似的反射光谱模式,这也是研究区沙化土地遥感监测的难点之一。其中,沙化土地由于土壤水分含量少,缺少植被,因而具有较高的反射率,在假彩色遥感影像上具有显著的特征,呈现出亮白、亮浅黄色。而稀疏植被地表是沙地、砂砾地表上覆盖着少量的低矮灌丛或草本植被等,具有一定的植被覆盖度,因而在假彩色影像上呈现出浅粉、浅棕色。二者之间相似的光谱曲线表明难以使用单一光谱指数精确识别沙化土地与稀疏植被地表。为此,本文采用组合分类的方法,利用决策树分类器先将特征信息明确、容易识别的地物进行依次识别并掩膜,再采用最近邻分类器对剩余对象进行二次分类,实现沙化土地信息的准确识别。

3.3 分类方法

基于面向对象的组合分类法主要分为2个阶段:决策树分类和最近邻分类。由于水体、绿色植被和裸地具有鲜明的影像特征,NWI、NDVI和MSAVI 3个指数能够将影像上的水体、绿色植被和裸地对象分别在其专题指数影像上进行突出显示,

表1 特征数据集信息
Tab. 1 Information of the selected features

特征变量类别	变量名称	特征说明
光谱特征	波段均值(Band Mean)	Landsat-8/OLI波段1—7地表反射率
	相邻对象的差异(Mean Difference to Neighbors)	Landsat-8/OLI波段1—7地表反射率差异
几何特征	面积(Area)	组成影像对象的像元数目
	长宽比(Length/Width)	包围影像对象的最小矩形的长宽比
	形状指数(Shape index)	影像对象的周长与4倍面积平方根的比值
地形特征	海拔(Elevation)	组成影像对象的像元平均海拔
	坡度(Slope)	组成影像对象的像元平均坡度
	坡向(Aspect)	组成影像对象的像元平均坡向
专题指数	归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)	$NDVI = \frac{P_{NIR} - P_{RED}}{P_{NIR} + P_{RED}}$
	新型水体指数(New Water Index, NWI)	$NWI = \frac{P_{BLUE} - (P_{NIR} + P_{SWIR})}{P_{BLUE} + (P_{NIR} + P_{SWIR})}$
	改进的土壤调节植被指数(Modified Soil Adjusted Vegetation Index, MSAVI)	$MSAVI = \frac{2P_{NIR} + 1 - \sqrt{(2P_{NIR} + 1)^2 - 8(P_{NIR} - P_{RED})^2}}{2}$

注: P_{NIR} 、 P_{RED} 、 P_{GREEN} 、 P_{SWIR} 分别代表 Landsat-8/OLI 近红外波段、红光波段、绿光波段以及短波红外波段的地表反射率。

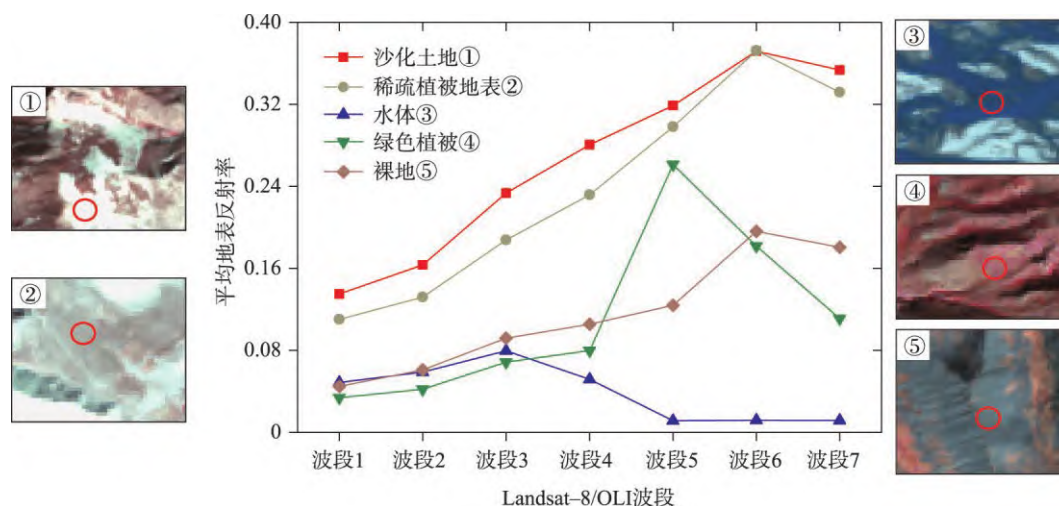


图4 雅鲁藏布江中游典型地物的平均光谱反射率及假彩色影像表征

Fig. 4 Spectral patterns and image expression in the false color image of typical land cover types in the middle part of the Yarlung Zangbo River basin

有效抑制其他地类的表达。因此,在先验知识的支持下,本文采用NWI、NDVI和MSAVI 3个指数,利用决策树分类器,选择合适的阈值依次归类影像中的水体、绿色植被和裸地信息,并进行掩膜处理。剩余未分类对象作为潜在沙化土地,参与下一步分类。决策树分类的详细分类过程如图5所示。随后,基于野外调查和 Google Earth 影像选择的沙化土地、稀疏植被地表和其他地类训练样本,在构建的特征空间内训练最近邻分类模型,类别可分离性大于0.8。在最近邻模型训练的基础上,对潜在沙化土地对象进行识别,获得沙化土地信息。

为了与组合分类法进行对比验证,本文基于完全一致的影像分割对象和地类训练样本(包括水体、绿色植被、裸地、沙化土地、稀疏植被地表以及其他地类样本),分别利用 eCognition 软件内置的支持向量机、最近邻和决策树分类器进行模型训练与分类,获取沙化土地信息,其中各分类模型参数均保持默认设置。

3.4 精度验证

混淆矩阵,又称误差矩阵,是遥感分类结果常用的精度评价手段,主要通过比较分类结果与实际

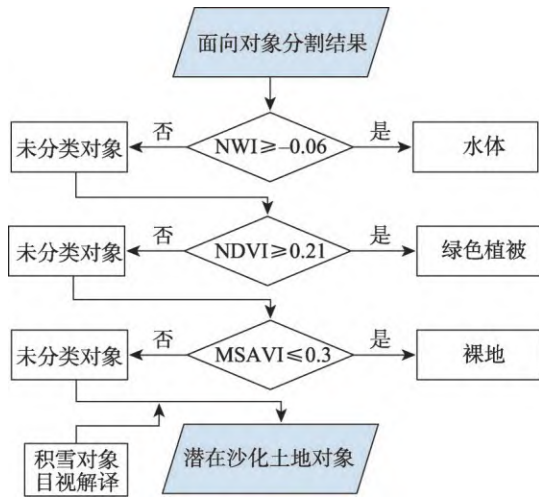


图5 决策树分类技术路线

Fig. 5 Flowchart of the decision tree classification

参考数据之间的混淆程度进行精度评估,常用总体精度、用户精度、生产者精度与 Kappa 系数等参数量化分类结果的质量^[56-57]。在本研究中,验证过程主要针对于沙化土地这一类别进行精度评估。

4 结果与分析

4.1 分类结果精度检验

本文利用 212 个 Google Earth 历史影像采样点 (96 个沙化土地采样点和 116 个非沙化土地采样点) 以及 113 个野外调研采样点 (37 个沙化土地采样点和 76 个非沙化土地采样点), 分别对 4 种分类结果进行精度评价, 定量比较不同分类方法的性能。表 2 提供了 4 种分类方法的混淆矩阵计算结果。

表 2 结果显示, 基于面向对象的组合分类结果与单一分类器分类结果的一致性较好, 总体精度都

大于 80%。其中, 组合分类法总体精度最高 (91.38%), Kappa 系数达 0.82, 相比于基于单一分类器 (支持向量机、最近邻和决策树) 的结果, 精度分别提高了 8.00%、5.23% 和 5.23%, Kappa 系数增加了 0.16、0.11 和 0.11。从验证样本正确分类的数量对比结果来看, 组合分类法正确识别的沙化土地和非沙化土地样本点最多, 表明组合分类法能在一定程度上提高沙化土地识别精度, 抑制非沙化土地误分为沙化土地。从非沙化土地的生产者精度来看, 组合分类法精度最高 (94.27%), 相比于单一最近邻分类和决策树分类分别提高了 1.56% 和 4.69%, 说明最近邻分类器可以有效区分具有相似光谱的地物, 降低非沙化土地 (主要是稀疏植被地表) 被误分为沙化土地的概率。而从沙化土地的生产者精度来看, 组合分类法精度最高 (87.22%), 相比于最近邻和决策树分类, 精度分别提高了 10.53% 和 6.02%。这表明减少地物类别能够有效提高最近邻分类器的分类性能, 降低沙化土地被误分为非沙化土地的误差。

4.2 分类方法对比

图 6 展示了采用 4 种分类方法得到的雅鲁藏布江中部流域 2019 年沙化土地分布结果。通过对比可以发现, 沙化土地在空间上的分布总体上较为一致, 加强了分类结果彼此之间的可信度。然而, 在研究区东北部的高海拔地区 (≥ 5000 m), 组合分类结果 (图 6(d)) 与单一分类器的分类结果 (图 6(a)—图 6(c)) 存在显著差异。

为了更加清晰地对比 4 种分类结果, 以贡嘎县的部分区域为例, 基于 Google Earth 高分辨率影像目视解译获取区域稀疏植被地表 (图 7(b) 中的 A—C 区域), 叠加假彩色影像和各沙化土地分类结果

表 2 4 种分类方法的分类结果精度评价

Tab. 2 Accuracy assessment of four classification results

	支持向量机			最近邻分类			决策树分类			组合分类法		
	沙化土地	非沙化土地	总计	沙化土地	非沙化土地	总计	沙化土地	非沙化土地	总计	沙化土地	非沙化土地	总计
沙化土地	107	26	133	102	31	133	108	25	133	116	17	133
非沙化土地	28	164	192	14	178	192	20	172	192	11	181	192
总计	135	190		116	209		128	197		127	198	
生产者精度/%	80.45	85.42		76.69	92.71		81.20	89.58		87.22	94.27	
用户精度/%	79.26	86.32		87.93	85.17		84.38	87.31		91.34	91.41	
总体精度/%		83.38			86.15			86.15			91.38	
Kappa 系数		0.66			0.71			0.71			0.82	

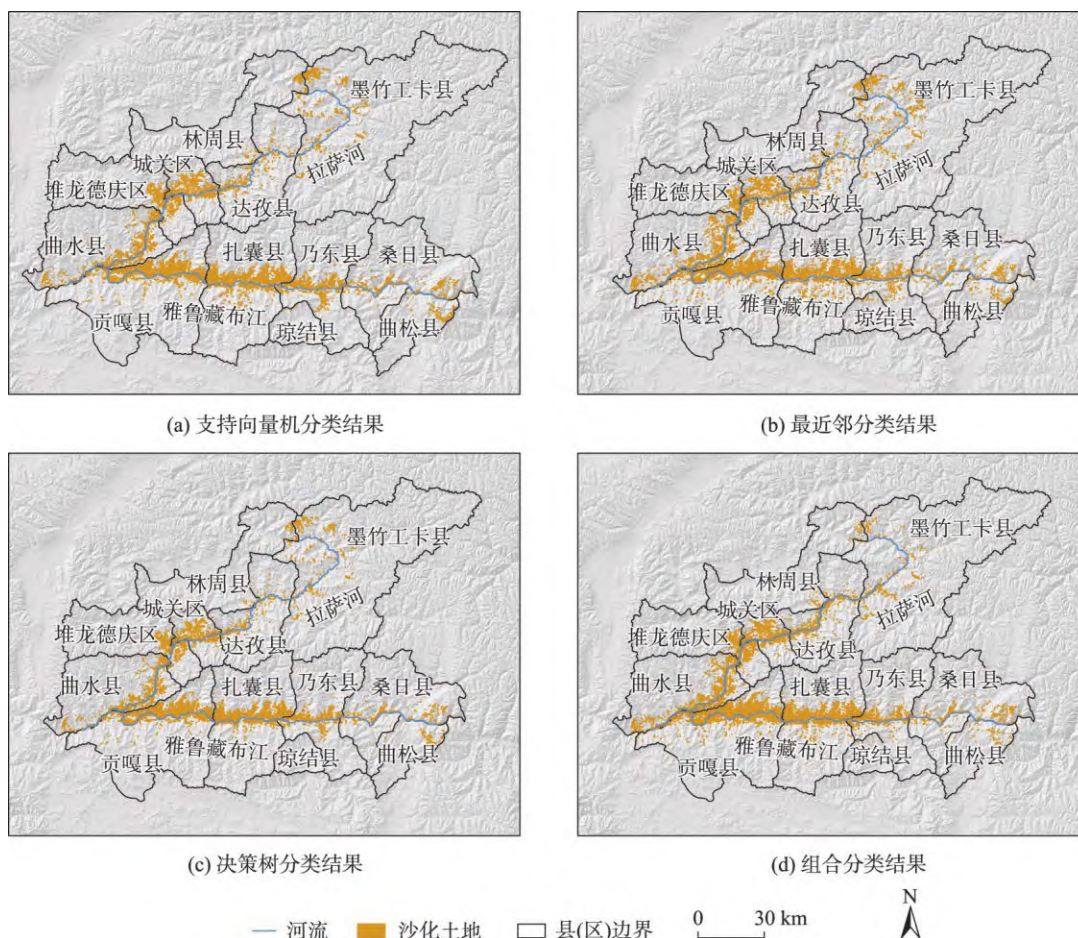


图6 4种分类方法的沙化土地识别结果

Fig. 6 Sandy land maps acquired with four classification methods

(图7),比较各分类结果之间的差异。可以看出,组合分类法(图7(f))提取的沙化土地边界完整,空间位置准确,与目视判别结果一致性较高。而单一分类器获取的沙化土地分类结果(图7(c)—图7(e))不论是空间位置,还是范围边界都存在一定的不准确性,沙化土地与稀疏植被地表混淆严重。

由于支持向量机和决策树分类器采用线性函数和非线性函数区分地物,两者都属于硬分类,故不能很好地区别光谱相似沙化土地与稀疏植被地表;而属于软分类的最近邻分类器采用模糊分类的方法,一定程度上减少了稀疏植被地表与沙化土地的混淆情况。图7(c)—图7(e)的A—C区域进一步证实了最近邻分类器在区别具有相似光谱的地物方面的独特优势。

对比最近邻分类结果(图7(d))与组合分类结果(图7(f))可以发现,2种方法均能有效识别遥感影像的大面积沙化土地。然而最近邻分类器难以直接识别一些小面积沙化土地以及受周围土壤和植

被信息影响的边缘沙化土地;组合分类法利用决策树分类器将绿色植被、水体、裸地等信息进行掩膜,减少地物种类,加强了最近邻分类器的性能,能有效识别小面积沙化土地及边缘沙化土地。除此之外,通过比较4种分类方法的总体运算时间,可以发现,由于面向对象单一分类器分类需要计算所有地类(包括水体、绿色植被、裸地、沙化土地、稀疏植被地表以及其他地类)的影像特征,并且所有的影像对象都要参与运算,因此计算相对耗时;而面向对象的组合分类法利用决策树分类阶段减少了地物类型和影像对象的数量,大大降低了计算量和运算时间,提高了分类效率。

4.3 沙化土地空间分布现状

基于面向对象组合分类法,反演得到雅鲁藏布江中部流域河谷地区2019年土地沙化空间分布结果。从面积上看,该地区土地沙化面积达291.66 km²,占总面积的1.26%,主要分布于研究区

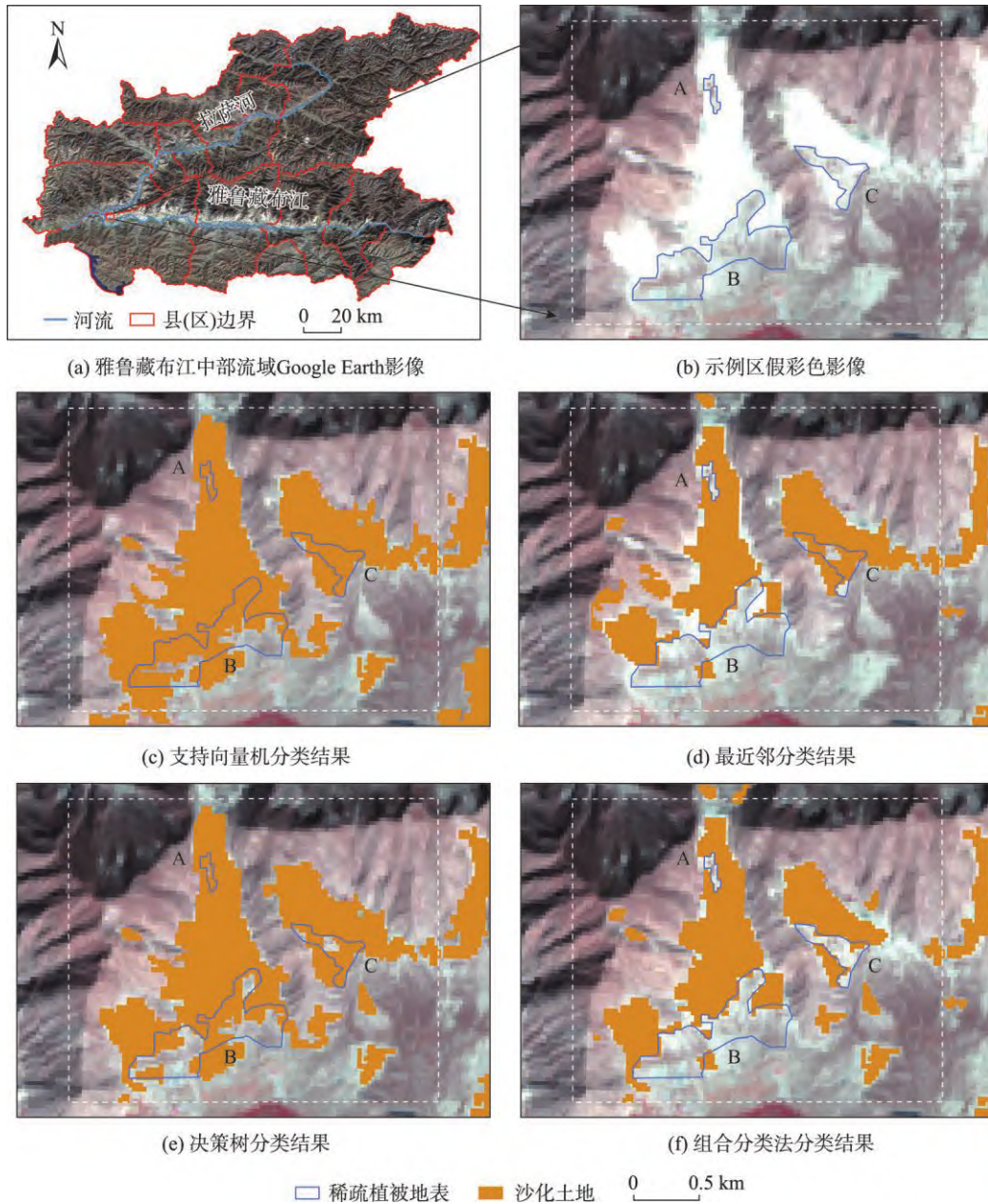


图7 4种分类方法结果的局部比较

Fig. 7 Comparison of four classification results

的西部、南部和西南部河谷地区。

从空间上来看,沙化土地集中分布于研究区的低海拔地区,超过85%的沙化土地分布于海拔3600~3900 m范围内,并且呈现出沿河流的带状、不连续分布。具体集中于河谷地区的平台、山麓、冲积扇以及宽谷的山坡上,与前人的研究结果一致^[6-7,30]。分布于距离主河道0~3 km区域内的沙化土地面积达204.20 km²,超过总面积的70%。

并且沙化土地在不同流域的分布具有显著差异,分布于雅鲁藏布江流域的沙化土地面积远远大

于拉萨河流域。由于雅鲁藏布江河谷由西向东分布,与该地区盛行的季风风向基本平行,因此,相比于拉萨河河谷,雅江河谷地区的土地更容易受到风力的侵蚀、搬运和堆积作用^[6-7];另一方面,雅江河谷日照时数高于拉萨河河谷,光照条件较优^[31,58],温度越高土壤蒸发越强,土地沙化强度自然也就越强烈。

除此之外,沙化土地在不同坡向区域也呈现出截然不同的分布特征。据分类结果统计,分布于研究区南坡、西南坡和东南坡地区(即阳坡地区)的沙

化土地面积高达243.35 km²,超过沙化土地总面积的80%。同时,分布于河流北岸的沙化土地面积远高于南岸,特别是雅江流域。在地形构造和地球自转偏向力作用影响下,河流北岸逐渐形成了宽阔的冲积地和低阶地,为河床沙地和坡面沙地的形成发育提供了大量的物质来源。夏季(雨季)河流水位上升,河水携带大量沙物质堆积在河床,冬、春季节河流水位下降,沙物质裸露出水面,在西南季风由南向北的搬运作用下,形成了河流北岸的堆积沙地和坡面沙地^[59]。

5 结论

本研究基于GEE云平台提供的Landsat地表反射率数据,采用面向对象分类方法,构建联合决策树与最近邻分类器的组合分类模型,实现雅鲁藏布江中部流域沙化土地信息的快速准确识别。此外,将该模型分类结果与面向对象单一分类器(支持向量机、决策树、最近邻分类器)分类结果进行对比,从定性和定量2个角度分析该模型的有效性和适用性。实验结果表明:

(1)面向对象组合分类模型的总体精度达91.38%,Kappa系数为0.82。相比于采用单一分类器(支持向量机、最近邻和决策树)的面向对象分类方法,组合分类模型的总体精度分别提高了8.00%、5.23%和5.23%,Kappa系数增加了0.16、0.11和0.11。

(2)面向对象组合分类模型分类所得沙化土地空间位置准确、区域边界清晰。相比于单一的面向对象(支持向量机、最近邻和决策树)分类器分类,组合分类法不仅能有效识别影像中的破碎化沙化土地信息,还在一定程度上降低了沙化土地与稀疏植被地表的混淆情况,提高了分类可靠性,减少运算时间。

(3)基于面向对象组合分类模型反演雅鲁藏布江中部流域2019年土地沙化信息,沙化土地面积达299.61 km²,占据研究区总面积的1.26%。沙化土地呈现出沿河谷的带状、破碎状不连续分布,且集中分布于河流北岸以及靠近河道的阳坡、低海拔地区。

基于面向对象的决策树与最近邻组合分类方法能有效提高分类器性能,减少沙化土地与稀疏植被地表的混淆情况,为降低传统目视解译或单一分

类器分类的不确定性提供了新思路。总体来看,该方法分类得到的沙化土地分类结果能够满足进一步研究的需求,为沙化土地时空动态研究提供了方法和数据支撑。然而,目前的研究工作仍然存在一定的不足:①只关注了完全沙化的土地,并未针对土地沙化的严重程度进行分级;②现有研究主要基于单一时相遥感影像提取沙化土地信息,没有考虑到地物之间的物候差异,未来研究将会考虑使用多时相影像提高沙化土地的分类精度。

参考文献(References):

- [1] Kassas M. Desertification: a general review[J]. *Journal of Arid Environments*, 1995,30(2):115-128. DOI:10.1016/S0140-1963(05)80063-1
- [2] 屠志方,李梦先,孙涛.第五次全国荒漠化和沙化监测结果及分析[J].*林业资源管理*,2016(1):1-5,13. [Tu Z F, Li M X, Sun T. The status and trend analysis of desertification and sandification[J]. *Forest Resources Management*, 2016(1):1-5,13.] DOI:10.13466/j.cnki.lyzygl.2016.01.001
- [3] Pina Tavares J, Ferreira A J D, Reis E A, et al. Appraising and selecting strategies to combat and mitigate desertification based on stakeholder knowledge and global best practices in cape verde archipelago[J]. *Land Degradation & Development*, 2014,25(1):45-57. DOI:10.1002/ldr.2273
- [4] Escadafal R, Barbero-Sierra C, Exbrayat W, et al. First appraisal of the current structure of research on land and soil degradation as evidenced by bibliometric analysis of publications on desertification[J]. *Land Degradation & Development*, 2015,26(5):413-422. DOI:10.1002/ldr.2351
- [5] Dong G R, Dong Y X, Li S, et al. The causes and developmental trend of desertification in the middle reaches of the Yarlung Zangbo River and its two tributaries in Xizang[J]. *Chinese Geographical Science*, 1995,5(4):355-364.
- [6] Liu Y, Wang Y S, Shen T. Spatial distribution and formation mechanism of aeolian sand in the middle reaches of the Yarlung Zangbo River[J]. *Journal of Mountain Science*, 2019, 16(9):1987-2000. DOI:10.1007/s11629-019-5509-5
- [7] Li S, Dong G, Shen J Y, et al. Formation mechanism and development pattern of aeolian sand landform in Yarlung Zangbo River valley[J]. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 1999,42(3):272-284. DOI:10.1007/BF02878964
- [8] 王志波,高志海,王琤瑜,等.基于面向对象方法的沙化土地遥感信息提取技术研究[J].*遥感技术与应用*,2012,27(5):770-777. [Wang Z B, Gao Z H, Wang F Y, et al. The study of extracting sandy lands information from remote sensing image based on object-oriented method[J]. *Re-*

- ote Sensing Technology and Application, 2012,27(5): 770-777.]
- [9] 李长龙,高志海,吴俊君,等.基于分形网络进化分割和对象特征提取的GF-1卫星数据沙化土地分类识别研究[J].干旱区资源与环境,2015,29(11):152-157. [Li C L, Gao Z H, Wu J J, et al. The sandy lands identification and classification of GF- 1 based on FNEA and object features[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2015,29 (11):152-157.] DOI:10.13448/j.cnki.jalre.2015.378
- [10] Zhang C L, Li Q, Shen Y P, et al. Monitoring of aeolian desertification on the Qinghai- Tibet Plateau from the 1970s to 2015 using Landsat images[J]. The Science of the Total Environment, 2018,619/620:1648- 1659. DOI:1 0.1016/j.scitotenv.2017.10.137
- [11] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017,202:18-27. DOI:1 0.1016/j.rse.2017.06.031
- [12] 张亮亮,张朝,曹娟,等.GEE环境下的玉米低温冷害损失快速评估[J].遥感学报,2020,24(10):1206-1220. [Zhang L L, Zhang Z, Cao J A, et al. Rapid assessment of maize chilling damage based on GEE[J]. Journal of Remote Sensing, 2020,24(10):1206-1220.]
- [13] 胡云锋,商令杰,张千力,等.基于GEE平台的1990年以来北京市土地变化格局及驱动机制分析[J].遥感技术与应用,2018,33(4):573-583. [Hu Y F, Shang L J, Zhang Q L, et al. Land change patterns and driving mechanism in Beijing since 1990 based on GEE platform[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018,33(4):573- 583.] DOI:10.11873/j.issn.1004-0323.2018.4.0573
- [14] 张华,安慧敏.基于GEE的1987—2019年民勤绿洲NDVI变化特征及趋势分析[J].中国沙漠,2021,41(1):28-36. [Zhang H, An H M. Analysis of NDVI variation characteristics and trend of Minqin Oasis from 1987 to 2019 based on GEE[J]. Journal of Desert Research, 2021,41(1): 28-36.] DOI:10.7522/j.issn.1000-694X.2020.00094
- [15] Na R S, Du H B, Na L, et al. Spatiotemporal changes in the Aeolian desertification of Hulunbuir Grassland and its driving factors in China during 1980-2015[J]. CATENA, 2019,182:104123. DOI:10.1016/j.catena.2019.104123
- [16] Liu H J, Zhou C H, Cheng W M, et al. Monitoring sandy desertification of Otindag Sandy Land based on multi-date remote sensing images[J]. Acta Ecologica Sinica,2008,28 (2):627-635. DOI:10.1016/S1872-2032(08)60029-3
- [17] 崔海山,张柏,刘湘南.松原市沙区土地利用变化及其对土地沙化的影响研究[J].水土保持学报,2002,16(4):66-69. [Cui H S, Zhang B, Liu X N. Research for sandifica- tion district's land use change and impact on land sandifi- cation in Songyuan city[J]. Journal of Soil Water Conserva- tion, 2002,16(4):66- 69.] DOI:10.3321/j.issn:1009- 224 2.2002.04.017
- [18] 李志鹏,曹晓明,丁杰,等. MODIS 卫星影像显示的 2001—2017年中国荒漠化年度状况[J].中国沙漠,2019,39 (6):135-140. [Li Z P, Cao X M, Ding J E, et al. Annual de- sertification during 2001-2017 in China based on MODIS satellite images[J]. Journal of Desert Research, 2019,39(6): 135-140.] DOI:10.7522/j.issn.1000-694X.2019.00023
- [19] Jamsran B E, Lin C, Byambakhuu I, et al. Applying a sup- port vector model to assess land cover changes in the Uvs Lake Basin ecoregion in Mongolia[J]. Information Pro- cessing in Agriculture, 2019,6(1):158-169. DOI:10.1016/j. inpa.2018.07.007
- [20] Ge G, Shi Z J, Zhu Y J, et al. Land use/cover classification in an arid desert- oasis mosaic landscape of China using re- mote sensed imagery: Performance assessment of four ma- chine learning algorithms[J]. Global Ecology and Conserva- tion, 2020,22:e00971. DOI:10.1016/j.gecco.2020.e00971
- [21] 宋伟东,张亚男,高琳,等.面向对象与决策树模型的辽西 北地区沙化信息提取[J].辽宁工程技术大学学报(自然 科学版),2018,37(3):595-601. [Song W D, Zhang Y N, Gao L, et al. The extraction and classification of Liaoning northwest desertification information based on object-ori- ented and decision-making model[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2018,37(3):595- 601.] DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.2018.03.026
- [22] 滑永春,李增元,高志海.面向对象分割与混合像元分解 相结合提取沙化土地信息[J].干旱区研究,2020,37(5): 1346-1352. [Hua Y C, Li Z Y, Gao Z H. Extraction of sand information using object-oriented segmentation com- bined with the decomposition of mixed pixels[J]. Arid Zone Research, 2020,37(5):1346-1352.] DOI:10.13866/j. azr.2020.05.28
- [23] 胡钟山,娄震,杨静宇,等.基于多分类器组合的手写体数 字识别[J].计算机学报,1999,22(4):369-374. [Hu Z S, Lou Z, Yang J Y, et al. Handwritten digit recognition based on multi-classifier combination[J]. Chinese Journal of Computers, 1999,22(4):369-374.] DOI:10.3321/j.issn: 0254-4164.1999.04.006
- [24] Kittler J, Hatef M, Duin R P W, et al. On combining clas- sifiers[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Ma- chine Intelligence, 1998,20(3):226-239. DOI:10.1109/34. 667881
- [25] Yang H B, Zhao H L, Wang Z M. Remote sensing classi- fication based on hybrid multi-classifier combination al-

- gorithm[C]//2010 International Conference on Audio, Language and Image Processing. IEEE, 2010:1688-1692. DOI:10.1109/ICALIP.2010.5685145
- [26] Han X P, Huang X, Li J Y, et al. The edge-preservation multi-classifier relearning framework for the classification of high-resolution remotely sensed imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018,138:57-73. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2018.02.009
- [27] 李长龙,高志海,吴俊君,等.基于分形网络进化分割和对象特征提取的GF-1卫星数据沙化土地分类识别研究[J].干旱区资源与环境,2015,29(11):152-157. [Li C L, Gao Z H, Wu J J, et al. The sandy lands identification and classification of GF-1 based on FNEA and object features[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2015,29(11):152-157.] DOI:10.13448/j.cnki.jalre.2015.378
- [28] Dong Y X, Li S, Dong G R. Present status and cause of land desertification in the Yarlung Zangbo River basin[J]. Chinese Geographical Science, 1999,9(3):228-235.
- [29] 袁磊,沈渭寿,李海东,等.雅鲁藏布江中游河谷区域风沙化土地演变趋势及驱动因素[J].生态与农村环境学报, 2010,26(4):301-305. [Yuan L, Shen W S, Li H D, et al. Evolution and causes of aeolian desertification of the middle reaches of Yarlung zangbo river, China[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2010,26(4):301-305.] DOI:10.3969/j.issn.1673-4831.2010.04.003
- [30] 李永霞,方江平.西藏雅鲁藏布江中游地区土地沙化面积变化分析[J].贵州农业科学,2011,39(12):71-74,79. [Li Y X, Fang J P. Analysis on dynamic changes of land desertification in the middle reaches of Yarlung zangbo river[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2011,39(12):71-74,79.] DOI:10.3969/j.issn.1001-3601.2011.12.021
- [31] 沈渭寿,李海东,林乃峰,等.雅鲁藏布江高寒河谷流动沙地适生植物种筛选和恢复效果[J].生态学报,2012,32(17):5609-5618. [Shen W S, Li H D, Lin N F, et al. Screening trial for the suitable plant species growing on sand dunes in the alpine valley and its recovery status in the Yarlung Zangbo River basin of Tibet, China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2012,32(17):5609-5618.]
- [32] 郑景云,尹鹤,李炳元.中国气候区划新方案[J].地理学报,2010,65(1):3-12. [Zheng J Y, Yin Y H, Li B Y. A new scheme for climate regionalization in China[J]. Acta Geographica Sinica, 2010,65(1):3-12.]
- [33] 席承藩,张俊民.中国土壤区划的依据与分区[J].土壤学报,1982,19(2):97-109,212. [Xi C F, Zhang J M. The soil regions of China[J]. Acta Pedologica Sinica, 1982,19(2):97-109,212.]
- [34] Yang X, Ding Z, Fan X, et al. Processes and mechanisms of desertification in Northern China during the last 30 years, with a special reference to the Hunshandake Sandy Land, eastern Inner Mongolia[J]. CATENA, 2007,71(1):2-12. DOI:10.1016/j.catena.2006.10.002
- [35] Xu D Y, Kang X W, Qiu D S, et al. Quantitative assessment of desertification using landsat data on a regional scale - a case study in the Ordos plateau, China[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2009,9(3):1738-1753. DOI:10.3390/s90301738
- [36] Tao W. Progress in sandy desertification research of China [J]. Journal of Geographical Sciences, 2004,14(4):387-400. DOI:10.1007/BF02837482
- [37] Shen W S, Li H D, Sun M, et al. Dynamics of aeolian sandy land in the Yarlung Zangbo River basin of Tibet, China from 1975 to 2008[J]. Global and Planetary Change, 2012,86/87:37-44. DOI:10.1016/j.gloplacha.2012.01.012
- [38] Wang T, Yan C Z, Song X, et al. Monitoring recent trends in the area of Aeolian Desertified Land using Landsat images in China's Xinjiang region[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 68:184-190. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2012.01.001
- [39] 朱良,平博,苏奋振,等.多时相TM影像决策树模型的水稻识别提取[J].地球信息科学学报,2013,15(3):446-451. [Zhu L A, Ping B, Su F Z, et al. Using decision tree model to extract paddy rice information from multitemporal TM images[J]. Journal of Geo-Information Science, 2013, 15(3):446-451.] DOI:10.3724/SP.J.1047.2013.00446
- [40] 崔璐,杜华强,周国模,等.决策树结合混合像元分解的中国竹林遥感信息提取[J].遥感学报,2019,23(1):166-176. [Cui L, Du H Q, Zhou G M, et al. Combination of decision tree and mixed pixel decomposition for extracting bamboo forest information in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2019,23(1):166-176.] DOI:10.11834/jrs.20187155
- [41] Kuncheva L I, Jain L C. Nearest neighbor classifier: Simultaneous editing and feature selection[J]. Pattern Recognition Letters, 1999,20(11/12/13):1149-1156. DOI:10.1016/S0167-8655(99)00082-3
- [42] Melgani F, Bruzzone L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004,42(8):1778-1790. DOI:10.1109/TGRS.2004.831865
- [43] Duan H C, Wang T, Xue X A, et al. Dynamics of aeolian desertification and its driving forces in the Horqin Sandy Land, Northern China[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2014,186(10):6083-6096. DOI:10.1007/s10661-014-3841-3

- [44] Myint S W, Gober P, Brazel A, et al. Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011,115(5):1145-1161. DOI:10.1016/j.rse.2010.12.017
- [45] Chirici G, Mura M, McInerney D, et al. A meta-analysis and review of the literature on the k-Nearest Neighbors technique for forestry applications that use remotely sensed data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 176:282-294. DOI:10.1016/j.rse.2016.02.001
- [46] Ezghari S, Zahi A, Zenkour K. A new nearest neighbor classification method based on fuzzy set theory and aggregation operators[J]. *Expert Systems With Applications*, 2017,80:58-74. DOI:10.1016/j.eswa.2017.03.019
- [47] Yi L N, Zhang G F, Wu Z C. A scale-synthesis method for high spatial resolution remote sensing image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012,50(10):4062-4070. DOI:10.1109/TGRS.2012.2187789
- [48] Chen J E, Deng M, Mei X M, et al. Optimal segmentation of a high-resolution remote-sensing image guided by area and boundary[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014,35(19):6914-6939. DOI:10.1080/01431161.2014.960617
- [49] Wang J Z, Li J, Gray R M, et al. Unsupervised multiresolution segmentation for images with low depth of field[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001,23(1):85-90. DOI:10.1109/34.899949
- [50] Belgiu M, Drăguț L. Comparing supervised and unsupervised multiresolution segmentation approaches for extracting buildings from very high resolution imagery[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014,96:67-75. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2014.07.002
- [51] 陈秋晓, 骆剑承, 周成虎, 等. 基于多特征的遥感影像分类方法[J]. *遥感学报*, 2004,8(3):239-245. [Chen Q X, Luo J C, Zhou C H, et al. Classification of remotely sensed imagery using multi-features based approach[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2004,8(3):239-245.]
- [52] 王文静, 张霞, 赵银娣, 等. 综合多特征的 Landsat 8 时序遥感图像棉花分类方法[J]. *遥感学报*, 2017,21(1):115-124. [Wang W J, Zhang X, Zhao Y D, et al. Cotton extraction method of integrated multi-features based on multitemporal Landsat 8 images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(1):115-124.] DOI:10.11834/jrs.20175317
- [53] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979,8(2):127-150. DOI:10.1016/0034-4257(79)90013-0
- [54] 丁凤. 一种基于遥感数据快速提取水体信息的新方法 [J]. *遥感技术与应用*, 2009,24(2):167-171. [Ding F. A new method for fast information extraction of water bodies using remotely sensed data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2009,24(2):167-171.]
- [55] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994,48(2):119-126. DOI:10.1016/0034-4257(94)90134-1
- [56] Congalton R G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991,37(1):35-46. DOI:10.1016/0034-4257(91)90048-B
- [57] Smits P C, Dellepiane S G, Schowengerdt R A. Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping: A review and a proposal for a cost-based approach[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1999,20(8):1461-1486. DOI:10.1080/014311699212560
- [58] 刘慧, 李晓英, 夏翠珍, 等. 雅鲁藏布江河谷加查-米林段沙丘成因[J]. *中国沙漠*, 2020,40(3):16-26. [Liu H, Li X Y, Xia C Z, et al. Formation of dunes in gyaca-mainling section of Yarlung zangbo river valley of China[J]. *Journal of Desert Research*, 2020,40(3):16-26.] DOI:10.7522/j.issn.1000-694X.2019.00060
- [59] 孙明, 沈渭寿, 李海东, 等. 雅鲁藏布江源区风沙化土地演变趋势[J]. *自然资源学报*, 2010,25(7):1163-1171. [Sun M, Shen W S, Li H D, et al. Traits and dynamic changes of the aeolian sandy land in the source region of the Yarlung zangbo river in Tibet[J]. *Journal of Natural Resources*, 2010,25(7):1163-1171.]